



- уменьшение трудозатрат на обеспечение технической поддержки работы системы на 95%;
- возможность оказания услуг населению в электронном виде;
- уменьшение затрат на обеспечение защиты персональных данных за счет централизации хранения на 70%.

Литература

1. Национальный стандарт РФ ГОСТ Р 52636-2006 «Электронная история болезни. Общие положения», утвержден приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 27.12.2006 №407-ст.
2. Приказ министерства здравоохранения РФ от 04.10.80 г. № 1030
3. «Регламент информационного взаимодействия в системе обязательного медицинского страхования на территории Самарской области».
4. URL: <http://samtfoms.ru/pages/187/>

А.М.Титоренко, О.П.Солдатова, И.В.Моисеева

ИССЛЕДОВАНИЕ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ДЛЯ ВРАЧЕЙ-РЕПРОДУКТОЛОГОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

(Самарский государственный аэрокосмический университет)

В современных условиях оказание услуг пациентам медицинских учреждений осуществляется при непрерывном развитии информационных технологий, оснащении медицинских учреждений новыми приборами и устройствами.

Интенсификация работы медицинского персонала и внедрение современных медицинских технических устройств приводит к увеличению объема информации, который должен обрабатывать медицинский работник. Это свидетельствует в пользу необходимости применения специальных программных систем для решения самых разных задач в медицинских учреждениях, в том числе и интеллектуальных систем принятия решений, связанных с управлением медицинским учреждением, идентификацией состояния пациентов и лечением.

В начале проведения цикла экстракорпорального оплодотворения (ЭКО) врач принимает решение, по какому протоколу будет проходить лечение. От этого выбора зависит длительность лечения, подбор препаратов и основной ход процедуры. Выбор протокола затруднён из-за большого количества характеристик состояния пациентов, поэтому использование интеллектуальной системы для решения задачи классификации пациентов по протоколам решения представляется обоснованным. В настоящее время получили широкое распространение нейросетевые классификаторы.



Для обучения нейронной сети была использована база данных пациентов ГБУЗ СО «Центр клеточных технологий» (ЦКТ). В данной клинике для лечения пациентов методами ЭКО применяется 3 протокола лечения.

Для реализации интеллектуальной системы используются такие модели нейронных сетей как многослойный персептрон и RBF-сеть (на основе радиально-базисных функций).

Многослойный персептрон – одна из наиболее распространённых нейросетевых моделей, способная эффективно решать задачи классификации, к типу которых и относится описанная выше проблема. Многослойный персептрон состоит как минимум из одного скрытого слоя нейронов и выходного слоя. Размер выходного слоя определяется числом классов для распознавания (в данной задаче число классов равно трём), число нейронов в скрытых слоях подбирается для каждой задачи индивидуально при проведении экспериментальных исследований [1].

Для обучения сети использовались прямая (Incremental) и пакетная (BatchProp) версии градиентного алгоритма наискорейшего спуска с моментом. В алгоритме Incremental коррекция весовых коэффициентов происходит после прохождения каждого вектора значений. В BatchProp же коррекция происходит после прохождения всей эпохи целиком. Также для обучения нейронной сети были реализованы два эвристических алгоритма: RProp и QuickProp. Rprop использует знаки частных производных для подстройки весовых коэффициентов.

Были исследованы зависимости СКО (среднеквадратического отклонения) от настроек сетей и обучения. Далее приведены результаты для сети типа многослойный персептрон.

Зависимость СКО результатов обучения сети от коэффициента обучения при следующих параметрах обучения: тестовая выборка – 80 индексов; число итераций обучения 500; коэффициент момента $\alpha = 0,2$; входной слой – 28 нейронов (28 параметров, выбранных в качестве главных показателей успешности проведения цикла), скрытый слой – 10, выходной – 3 (протоколы лечения) [3].

Результаты исследований представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Зависимость ошибки от коэффициента обучения

Коэффициент обучения	СКО
0,8	0,000000441
0,6	0,000045
0,4	0,00000552
0,2	0,0000412
0,1	0,000038

Дальнейшие исследования проведены при следующих параметрах топологии сети и алгоритма обучения: тестовая выборка – 80 индексов; число итераций обучения 500; коэффициент обучения $\eta = 0,8$; входной слой – 28 нейронов, скрытый слой – 10, выходной – 3.



Результаты исследований зависимости СКО от вида алгоритма, использующегося при обучении, представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Зависимость СКО от выбранного алгоритма обучения нейронной сети

Алгоритм	СКО
Incremental	0,00007203
BatchProp	0,00001917
RProp	0,000337
QuickProp	0,000383

Результаты исследований зависимости СКО тестирования сети от числа скрытых нейронов представлены в таблице 3.

Таблица 3 – Зависимость СКО от числа нейронов в скрытом слое

Число нейронов	СКО
5	0,001508
7	0,000136
9	0,0000821
11	0,000034
12	0,0003406
13	0,0001003
15	0,0001025

Результаты исследований зависимости СКО тестирования сети от вида функции активации нейронов скрытого слоя представлены в таблице 4.

Таблица 4 – Зависимость ошибки от функции активации

Функция	СКО
Сигмоидальная	0,00001218
Линейная	0,07089
Гаусса	0,002918
Эллиота	0,00000032
sin	0,000649
cos	0,0012187

Далее приведены результаты для исследования сети RBF.

Зависимость СКО результатов обучения сети от коэффициента обучения при следующих параметрах обучения: тестовая выборка - 80 индексов; число итераций обучения 500; коэффициент момента $\alpha = 0,2$; входной слой – 28 нейронов, скрытый слой - 10, выходной – 3.

Результаты исследований представлены в таблице 5.



Таблица 5 – Зависимость ошибки от коэффициента обучения

Коэффициент обучения	СКО
0,8	0,000061
0,6	0,0000004
0,4	0,000034
0,2	0,000013
0,1	0,000973

Результаты исследований зависимости СКО от вида алгоритма, использующегося при обучении, представлены в таблице 6.

Таблица 6 – Зависимость СКО от выбранного алгоритма обучения нейронной сети

Алгоритм	СКО
Incremential	0,0009345
BatchProp	0,0007596
RProp	0,0002391
QuickProp	0,0001506

Результаты исследований зависимости СКО тестирования сети от числа скрытых нейронов представлены в таблице 7.

Таблица 7 – Зависимость СКО от числа нейронов в скрытом слое

Число нейронов	СКО
5	0,00262
7	0,00058
9	0,00009
11	0,0004
13	0,00089
15	0,00047

В результате проведённых исследований найдены наилучшие структуры нейронных сетей для задачи классификации пациентов. Сети на основе многослойного персептрона лучше, чем на основе радиально-базисных функций решают задачу классификации пациентов по протоколам лечения.

Литература

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] /С. Осовский, пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344с.



2. Солдатов О.П. Применение многослойного персептрона для решения задачи классификации пациентов при лечении методами ЭКО [Текст] /О.П.Солдатов, А. М. Котова, И.В.Моисеева. – http://window.edu.ru/resource/337/78337/files/PIT_2012.pdf

А.Ю. Тычков, А.В. Кузьмин, А.С. Кубрак, А.А. Спиридонов

РАЗРАБОТКА ВИРТУАЛЬНОГО УСТРОЙСТВА РЕГИСТРАЦИИ ЭНЦЕФАЛОГРАФИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ В LABVIEW

(ФГБОУ ВПО Пензенский государственный университет)

Электроэнцефалографией называется метод регистрации биопотенциалов головного мозга, позволяющий оценивать его функциональное состояние, наличие поражений и расстройств, и др. патологических отклонений в работе головного мозга. Известно пять основных ритмов, различаемых в энцефалографическом сигнале, каждый из которых характеризуется определенными качественными и количественными характеристиками [1].

В норме у взрослого человека регистрируются спонтанные колебания двух типов: альфа- и бета-ритм. Альфа-ритм – это колебания с частотой от 8 до 12 Гц в секунду, амплитудой от 20 до 60 мВ. Альфа-ритм лучше всего выражен в задних отделах головного мозга (затылочных, заднетеменных, задневисочных). При воздействии различных раздражителей, особенно света, альфа-ритм исчезает (депрессия альфа-ритма). При ритмической световой стимуляции у здоровых людей часто наблюдается феномен «усвоения ритма»-перестройка частоты колебаний фоновой электроэнцефалограммы в зависимости от частоты предъявляемых световых мельканий.[1]

Бета-ритм – это колебания с частотой 15-30 Гц, амплитудой в 2-4 раза ниже чем у альфа-ритма и преобладает в передних отделах головного мозга. При различных патологических состояниях электроэнцефалограмма меняется по частоте, амплитуде, форме и др. параметрам.

Различают также частые колебания: гамма-ритм с частотой более 30 Гц и медленные колебания: дельта волны (1-3 колебания в секунду) и тета-волны (4-7 колебаний в секунду). Изменение амплитуды биопотенциалов выражается в резком снижении, вплоть до появления так называемой плоской кривой, которая может превышать норму в несколько раз.

В энцефалографических сигналах также присутствуют биологические артефакты, обусловленные движениями глаз, сердцебиением, мышечной активностью и т.д.

Известно ряд методов, алгоритмов и устройств подавления помех в энцефалографических сигналах, в том числе адаптивная фильтрация, анализ главных компонент и слепое разделение сигнала [1].

Для изучения свойств энцефалографических сигналов, особенностей их обработки, а также для реализации собственного устройства регистрации